DOI: 10.22067/civil.v29i1.43654

کاربرد مدل‌های SVR و GRNN در تخمین حداکثر عمق فرسایش در شرایط بستر متحرک در تلاقی رودخانه‌ها*

بهنام بلوچی[۱]   محمدرضا نیکو[۲]   محمود شفاعی بجستان[۳]   مریم دهقانی[٤]

چکیده *تلاقی رودخانه‌ها یکی از پیچیده‌ترین مکان‌ها در سیستم رودخانه‌ها می‌باشد که درنتیجهٔ آن، پیش‌بینی حداکثر عمق آبشستگی (D_s) بااستفاده از مدل‌های هوشمند که قادر به لحاظ این پیچیدگی‌ها می‌باشند امری مهم و ضروری می‌باشد. بنابراین در تحقیق حاضر، عملکرد دو مدل هوش مصنوعی به نام‌های SVR (با لحاظ روش‌های اعتبارسنجی مختلف، شامل train-test، K-Fold و leave-one-out) و GRNN مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج حاصل نشان دادند که اگرچه تمام مدل‌ها در پیش‌بینی D_s دقت تقریباً خوبی دارند؛ اما مدل SVR با روش اعتبارسنجی train-test دقت بالاتری را نشان می‌دهد (به‌ترتیب با R^2، MAE، MARE، RMSE و NSE برابر با ۹۵/٦٦، ۰/۰۱۲٤، ٤/٢٦، ۰/۰۱٦٨ و ۰/۹۹۳)، و بعد از آن به‌ترتیب مدل‌های SVR leave-one-out، SVR K-Fold (در K=9) و مدل GRNN را می‌توان به عنوان دقیق‌ترین مدل‌ها در این تحقیق پیشنهاد نمود.*

واژه‌های کلیدی تلاقی رودخانه‌ها، شرایط بستر متحرک، مدل SVR، روش‌های اعتبارسنجی، مدل GRNN.

Application of SVR and GRNN Models in Estimating Maximum Scour Depth at River Confluences under Live-Bed Condition

B. Balouchi   M. R. Nikoo   M. Shafai Bajestan   M. Dehghani

Abstract *River confluences are one of the most complex places in river systems, that it is important to predict the maximum scour depth (D_s) at this place using intelligent systems that consider this complexity. Therefore, in this study, the performance of two artificial intelligence models, namely, SVR (considering different validation techniques including train-test, K-Fold and leave-one-out) and GRNN was evaluated. Results showed that, although all models show approximately good accuracy in predicting the D_s; but, SVR with train-test validation method shows more accuracy (with R^2, MAE, MARE, RMSE and NSE of 95.66, 0.0124, 4.26, 0.0168 and 0.993, respectively), and after that SVR K-Fold (at K=9), SVR leave-one-out; and GRNN are the accurate models in this study, respectively.*

Key Words River Confluences, Live-Bed Condition, SVR, Validation Methods, GRNN.

---

* تاریخ دریافت مقاله ۹۳/۱۱/۱ و تاریخ پذیرش آن ۹۵/۸/٢٦ می‌باشد.

(۱) دانشجوی دکتری عمران –آب، دانشکدهٔ مهندسی، دانشگاه شیراز.

(۲) نویسندهٔ مسئول: استادیار، بخش مهندسی عمران و محیط زیست، دانشکدهٔ مهندسی، دانشگاه شیراز.   Email: nikoo@shirazu.ac.ir

(۳) استاد، بخش سازه‌های هیدرولیکی، دانشکدهٔ مهندسی آب، دانشگاه شهید چمران، اهواز.

(٤) استادیار، بخش مهندسی عمران و محیط زیست، دانشکدهٔ مهندسی، دانشگاه شیراز.

مقدمه

رودخانه‌ها مهم‌ترین منبع زندگی بشر می‌باشند. از این‌رو بررسی و شناخت عوامل تغییردهندهٔ شکل و مورفولوژی رودخانه‌ها بسیار حایز اهمیت است. تلاقی رودخانه‌ها به‌دلیل شکل‌گیری جریان سه‌بعدی دارای الگوی جریان و رسوب بسیار پیچیده می‌باشد. این پیچیدگی تحت تأثیر متغیرهای هیدرولیکی و هندسی تلاقی رودخانه می‌باشد. از این‌رو در سال‌های اخیر بررسی و شناخت این متغیرها بسیار مورد توجه محققان قرار گرفته است. به‌منظور شناخت تأثیر متغیرهای مؤثر بر پیچیدگی الگوی رسوب و جریان در تلاقی رودخانه‌ها، تاکنون تحقیقات مختلفی انجام شده است. تحقیق پیرامون هیدرولیک جریان در تلاقی رودخانه‌ها، حدود هفت دهه پیش توسط تیلور (۱۹٤٤) انجام شد [1]. ایشان به بررسی تغییرات سطح آب در یک تلاقی رودخانه با دو زاویهٔ ٤٥ و ۱۳۵ درجه پرداخت. ازجمله مطالعات آزمایشگاهی انجام‌شده بر روی خصوصیات جریان و بدون حضور رسوب می‌توان به مطالعات وبر و گرتید (۱۹٦٦) [2]، مودی و همکاران (۱۹۸۱) [3]، بست و راید (۱۹۸٤) [4]، بست (۱۹۸۷) [5]، رامامورتی و همکاران (۱۹۸۸) [6]، هاگر (۱۹۸۹) [7]، گورام و همکاران (۱۹۹۷) [8]، سو و همکاران (a و b، ۱۹۹۸) [9,10]، وبر و همکاران (۲۰۰۱) [11] و برقعی و همکاران (۱۳۸۱) [۱۲]، لیوبیموا و همکاران (۲۰۱٤) [13] و کوئلهو (۲۰۱۵) [14] اشاره نمود. مطالعات ویراکون (۱۹۹۱) [15]، بردبروک و همکاران (۲۰۰۱) [16]، هوانگ و همکاران (۲۰۰۲) [17]، شکیبانیا و همکاران (۲۰۱۰) [18]، گشتینه و همکاران (۲۰۱۲) [19]، بارانیا و همکاران (۲۰۱۳) [20]، و شریفی‌پور و همکاران (۲۰۱۵) [21] به کارایی مدل‌های ریاضی سه‌بعدی برای شبیه‌سازی جریان در محل تلاقی کانال‌های صلب و بدون حضور رسوب می‌پرداختند. ازجمله تحقیقاتی که در زمینهٔ الگوی رسوب و فرسایش در محل تلاقی رودخانه‌ها انجام شده است، می‌توان به تحقیقات موسلی (۱۹۷٦) [22] اشاره نمود. ایشان با آزمایش بر روی یک فلوم بسیار کوچک آزمایشگاهی به شکل Y به بررسی عوامل مؤثر بر حداکثر عمق فرسایش در محل تلاقی پرداخت. نام‌برده نشان داد بیشترین عمق آبشستگی زمانی اتفاق می‌افتد که دبی کانال‌های بالادست تلاقی یکسان باشد. بست (۱۹۸۸) به بررسی انتقال رسوب و رابطهٔ آن با مورفولوژی بستر در محل تلاقی رودخانه‌ها بااستفاده از نتایج فلوم آزمایشگاهی و اندازه‌گیری صحرایی پرداخت [23]. ایشان به این نتیجه رسید که با افزایش زاویهٔ اتصال تلاقی حداکثر عمق آبشستگی افزایش می‌یابد. به‌منظور بررسی تغییر اندازهٔ کانال در محل اتصال رودخانه‌ها با بستر درشت‌دانه، روی و روی (۱۹۸۸) اندازه‌گیری‌هایی بر روی ۳۰ محل اتصال در یک حوضهٔ آبریز انجام دادند [24]. داده‌های اندازه‌گیری شده توسط آنها همراه با داده‌های جمع‌آوری‌شده از تحقیقات قبلی نشان داد که ظرفیت کلی کانال (سطح مقطع عبور جریان) در پایین‌دست بیشتر اتصال‌ها کاهش می‌یابد که دلیل آن را ناشی از افزایش سرعت جریان در محل اتصال دانستند. برقعی و نظری (۱۳۸۲) به‌منظور بررسی الگوی رسوب و فرسایش در تقاطع کانال‌ها و اثر متغیرهایی چون قطر متوسط مصالح بستر، نسبت عرض کانال فرعی به اصلی و نسبت دبی کانال فرعی به دبی کل بر این الگو، آزمایش‌هایی را روی یک اتصال ۹۰ درجه انجام دادند [۲۵].

نتایج آزمایش‌ها نشان داد که حداکثر عمق آبشستگی در ابتدای ناحیهٔ جداشدگی جریان اتفاق می‌افتد و حداکثر عمق آبشستگی با کاهش قطر متوسط مصالح بستر، کاهش نسبت دبی کانال اصلی به دبی کل و هم‌چنین کاهش عرض شاخهٔ فرعی افزایش می‌یابد. از جمله محققان دیگری که به بررسی الگوهای فرسایش و رسوب‌گذاری در محل تلاقی رودخانه‌ها بااستفاده از مدل فیزیکی پرداختند، قبادیان و شفاعی بجستان (۲۰۰۷) [26] می‌باشند. ایشان با انجام آزمایش‌های مختلف، تأثیر عواملی چون نسبت دبی کانال فرعی به دبی کل، نسبت پهنای کانال فرعی به

کانال اصلی، زاویهٔ اتصال و عدد فرود ذره در پایین‌دست اتصال بر روی فرسایش و رسوب‌گذاری را مورد بررسی قرار دادند. نتایج آزمایش‌ها نشان داد که افزایش نسبت دبی، کاهش نسبت پهنا و افزایش زاویهٔ اتصال باعث افزایش حداکثر عمق فرسایش بستر و ارتفاع نهایی تپهٔ رسوب‌گذاری می‌شود. درحالی‌که افزایش عدد فرود ذره در پایاب باعث افزایش حداکثر عمق فرسایش بستر و کاهش ارتفاع تپهٔ رسوب‌گذاری می‌شود. شفاعی بجستان و همتی (۲۰۰۸) به‌منظور تأثیر پارامترهایی چون نسبت اختلاف رقوم بستر دو کانال به عرض کانال اصلی، نسبت عرض کانال فرعی به کانال اصلی، نسبت دبی کانال فرعی به دبی کل در تلاقی رودخانه‌ها آزمایش‌هایی را انجام دادند [27]. نتایج ایشان نشان داد که با افزایش اختلاف رقوم بستر دو کانال در نسبت دبی‌های بیشتر از ۰/۷٤ حداکثر عمق فرسایش و تپهٔ رسوب‌گذاری افزایش و هم‌چنین با افزایش نسبت دبی حداکثر عمق فرسایش و تپهٔ رسوب‌گذاری افزایش می‌یابد. برقعی و جباری (۲۰۱۰) به‌منظور بررسی فرسایش موضعی در تقاطع کانال‌ها و تأثیر متغیرهایی چون زاویهٔ تلاقی، نسبت عرض کانال فرعی به اصلی، نسبت دبی کانال فرعی به دبی کل و نسبت سرعت متوسط پایین‌دست تلاقی به سرعت آستانه پایین‌دست آزمایش‌هایی را انجام دادند [28]. نتایج آزمایش‌ها نشان داد که موقعیت حداکثر عمق فرسایشی با گذشت زمان به سمت دیوارهٔ بیرونی کانال و بالادست کانال اصلی پیش‌روی می‌کند. هم‌چنین، با کاهش عرض شاخهٔ فرعی، افزایش نسبت دبی و افزایش زاویهٔ تلاقی عمق چالهٔ فرسایشی افزایش می‌یابد. محمدی (۱۳۹۰) به بررسی تأثیر شعاع گردشدگی لبهٔ پایین‌دست اتصال بر حداکثر عمق آبشستگی در تلاقی رودخانه‌ها پرداخت [۲۹]. ایشان با انتخاب سه شعاع گردشدگی متفاوت (R) به این نتیجه دست یافت که با افزایش شعاع گردشدگی لبهٔ پایین‌دست اتصال حداکثر عمق آبشستگی و ارتفاع تپهٔ رسوب‌گذاری به‌طور قابل‌ملاحظه‌ای کاهش می‌یابد. به‌طوری‌که برای مثال در عدد فرود ذره ۲/۷٦ و نسبت دبی ۰/۲ مقدار عمق آبشستگی در مقایسه با اتصال لبهٔ تیز برای نسبت‌های شعاع ۰/۲۸ ، ۰/۵ و ۱ به‌ترتیب به‌مقدار ٤۰، ٦۸ و ۱۰۰ درصد کاهش داشته است. هم‌چنین ارتفاع تپهٔ رسوب‌گذاری برای نسبت‌های شعاع فوق به ترتیب ۲۳، ٦٦ و ۱۰۰ درصد کاهش داشته است.

هم‌چنین بلوچی (۱۳۹۱) به بررسی تأثیر آورد رسوب در شاخهٔ اصلی بر حداکثر عمق آبشستگی در تلاقی رودخانه‌ها پرداختند [۳۰]. نتایج این تحقیق نشان داد که در حالت بستر متحرک (حالتی که بار بستر حرکت می‌کند و آورد رسوب ایجاد می‌شود)، حداکثر عمق آبشستگی بعد از گذشت مدت زمانی به‌طور متناوب، کاهش و افزایش می‌یابد. با پر و خالی شدن متناوب چالهٔ فرسایشی به‌وسیلهٔ آورد رسوب بالادست، حداکثر عمق فرسایش نهایی نسبت به شرایط بستر غیرمتحرک (بدون بار زنده یا آورد رسوب) کاهش می‌یابد. به‌طور کلی، با افزایش نسبت دبی رسوب به دبی شاخهٔ اصلی، کاهش نسبت دبی شاخه فرعی به دبی کل و کاهش عدد فرود ذرهٔ پایاب، نسبت حداکثر عمق آبشستگی به عرض کانال پایین‌دست تلاقی (D_S / B_3) کاهش می‌یابد. در شرایط حداکثر آورد رسوب شاخهٔ اصلی تلاقی رودخانه‌ها، مقدار حداکثر عمق آبشستگی نسبت به حالت حداقل آورد رسوب (بدون تزریق رسوب)، ۳۵ درصد کاهش می‌یابد. هم‌چنین ایشان نشان داد که توپوگرافی بستر ایجادشده در شرایط بستر متحرک، درمقایسه با شرایط بدون آورد رسوب کاملاً متفاوت می‌باشد و تپهٔ رسوبی نیز تشکیل نمی‌شود.

امروزه به‌دلیل کارایی بالای مدل‌های هوش مصنوعی نظیر مدل‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM) و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی مسائل غیرخطی و پیچیده، محققان بسیاری استفاده از این سیستم‌های هوشمند را مد نظر قرار داده‌اند. از جمله تحقیقات مرتبطی که در زمینهٔ استفاده از مدل‌های

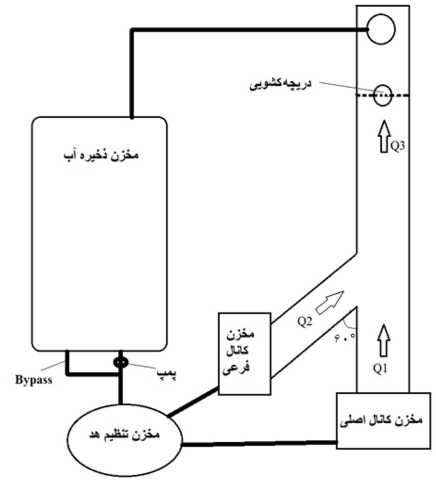
هوشمند انجام شده است می‌توان به کمبکار و دئو (۲۰۰۳) اشاره نمود که بااستفاده از مدل‌های شبکهٔ عصبی به پیش‌بینی حداکثر عمق فرسایش در اطراف شمع‌ها پرداخت [31]. باطنی و همکاران (۲۰۰۷) کارایی سیستم استنتاج فازی (ANFIS) و شبکهٔ عصبی را در پیش‌بینی عمق فرسایش در پایهٔ پل‌ها بررسی نمودند [32]. هم‌چنین عظمت اللهی (۲۰۰۸) [33] تقریباً در تحقیقی مشابه با باطنی و همکاران (۲۰۰۷) به‌منظور پیش‌بینی عمق فرسایش در پایین‌دست سرریز اوجی پرداختند. عابیدین (۲۰۱۰) [34]، ایسماعیل و همکاران (۲۰۱۳) [35] و چنگ و همکاران (۲۰۱٤) [36] در بررسی‌هایی جداگانه و متفاوت به پیش‌بینی الگوی رسوب و عمق آبشستگی اطراف پایه‌های پل پرداختند.

در زمینهٔ کاربرد مدل‌های بردار پشتیبان نیز هونگ و همکاران (۲۰۱۲) [37] و جهانگیرزاده و همکاران (۲۰۱٤) [38]، به‌ترتیب به بررسی کارایی مدل ماشین پشتیبان بردار در تعیین ابعاد طوقه و عمق آبشستگی اطراف پایهٔ پل پرداختند. هم‌چنین پال و همکاران (۲۰۱۱) [39]، و غضنفری هاشمی و اعتماد شهیدی (۱۳۹۱) در تحقیقات مختلفی به پیش‌بینی عمق آبشستگی اطراف پایهٔ پل بااستفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان پرداختند [٤۰]. هوشیاری‌پور (۱۳۹۲) بااستفاده از تکنیک ماشین بردار پشتیبان به پیش‌بینی ابعاد چالهٔ فرسایشی در پایین‌دست یک پرتاب‌کنندهٔ جامی‌شکل پرداخت [٤۱].

مرور پیشینهٔ مطالعات نشان‌دهندهٔ این است که تاکنون بررسی کارایی مدل ماشین‌های بردار پشتیبان و شبکه‌های عصبی مصنوعی در تخمین حداکثر عمق آبشستگی در تلاقی رودخانه‌ها در شرایط بستر متحرک انجام نشده است. از طرفی باتوجه به بررسی منابع موجود این مدل‌ها نشان داده‌اند که کارایی خوبی در تخمین پارامترهای مهندسی رودخانه دارند. بنابراین در تحقیق حاضر به بررسی کارایی تخمین حداکثر عمق آبشستگی بااستفاده از مدل ماشین‌های بردار پشتیبان پرداخته خواهد شد. هم‌چنین، در این تحقیق سعی شده است تا یک نوع شبکهٔ عصبی که بسیار کم مورد توجه محققان قرار گرفته، به نام روش شبکهٔ عصبی رگرسیونی تعمیم داده‌شده یا GRNN (Generalized Regression Neural Network) نیز تدوین گردد و عملکرد مدل ماشین بردار پشتیبان با آن قیاس گردد.

مواد و روش‌ها

در این تحقیق، از نتایج مطالعات آزمایشگاهی بلوچی (۱۳۹۱) [۳۰] به‌منظور آموزش و صحت‌سنجی مدل‌های هوش مصنوعی استفاده شده است. در شکل (۱) شماتیک تجهیزات مورد استفاده در این تحقیق نشان داده شده است. آب موجود در مخزن ذخیرهٔ آب به‌وسیلهٔ پمپی به مخزن تنظیم هد آب فرستاده می‌شود و سپس حجم آب مورد نیاز به‌وسیلهٔ شیرهای یک‌طرفه‌ای به‌سمت مخزن کانال اصلی و فرعی فرستاده می‌شود. پس از این‌که تلاطم آب در مخزن‌های اصلی و فرعی به‌وسیلهٔ صفحاتی مشبک گرفته شد، آب به‌آرامی وارد کانال‌های اصلی (با دبی Q_1) و کانال فرعی (با دبی Q_2) می‌گردد. طول کانال اصلی و فرعی به‌ترتیب نه و سه متر می‌باشد. پهنای کانال اصلی و فرعی ۲۶ سانتی‌متر درنظر گرفته شد. دبی کل ورودی به سیستم بااستفاده از یک دستگاه دبی‌سنج با دقت ۰/۰۱ لیتر در ثانیه اندازه‌گیری شد. علاوه براین، سرریز مثلثی نصب‌شده در ابتدای کانال اصلی، وظیفهٔ اندازه‌گیری دبی ورودی به کانال را برعهده دارد. یک دریچهٔ کشویی در انتهای کانال اصلی نصب شد که با باز یا بسته نمودن آن می‌توان عمق پایاب را تنظیم نمود. در انتهای کانال اصلی نیز آب به‌وسیلهٔ لوله‌ای به مخزن ذخیرهٔ آب برمی‌گردد.



شکل ۱ شماتیک تجهیزات آزمایشگاهی (اقتباس از [۳۰])

سپس به‌منظور پیدا کردن پارامترهای بی‌بعد مهم در این تحقیق، آنالیز ابعادی پارامترهای مؤثر در تلاقی رودخانه‌ها به روش π-باکینگهام انجام گردید. این پارامترها عبارتند از: Q_1 دبی کانال اصلی در بالادست تلاقی، Q_2 دبی کانال فرعی و Q_3 دبی کانال اصلی در پایین‌دست تلاقی، Y_3 عمق پایاب، g شتاب ثقل، μ ویسکوزیتهٔ دینامیکی سیال، ρ جرم حجمی آب، σ نیروی کشش سطحی، B_1 پهنای کانال اصلی در بالادست، B_2 پهنای کانال فرعی، B_3 پهنای کانال اصلی در پایین‌دست تلاقی، θ زاویهٔ اتصال، S_o شیب کف کانال در محل تلاقی و Z اختلاف رقوم بستر دو کانال، R شعاع اتصال لبهٔ پایین‌دست، Q_b آورد رسوب، d_{50} اندازهٔ متوسط ذرات رسوبی، ρ_s جرم مخصوص ذرات رسوب، σ انحراف معیار هندسی ذرات و φ زاویهٔ ایستایی ذرات رسوب می‌باشد (بلوچی، ۱۳۹۱ [24]). با تجزیه تحلیل و آنالیز ابعادی پارامترهای مؤثر در تلاقی رودخانه‌ها، روابط کلی شامل پارامترهای بدون بعد استخراج شد. رابطهٔ (۱) این پارامترهای بی‌بعد را نشان می‌دهد:

$$\frac{D_s}{B_3} = f\left(\frac{Q_2}{Q_3}, \frac{Q_b}{Q_3}, \frac{B_1}{B_2}, \frac{B_3}{B_{50}}, \frac{y_3}{d_{50}}, \theta, S_0, \frac{\rho_s}{\rho}, W_e, \frac{\Delta Z}{B_2}, F_g, Re\right) \qquad (۱)$$

در معادلهٔ (۱) Re عدد رینولدز، F_g عدد فرود ذره و W_e عدد وبر می‌باشد. سایر پارامترها نیز در بخش مقدمه توضیح داده شده‌اند. از آن‌جایی که در مدل کانال‌های باز ابعاد به‌گونه‌ای انتخاب می‌شوند که تأثیر نیروهای کششی سطحی و لزجت سیال بسیار کم است، بنابراین از تأثیر اعداد رینولدز و وبر صرف‌نظر شد. از طرفی، برای شرایط جریان زیر بحرانی نیز از تأثیر شیب کف بر عمق آبشستگی موضعی و ارتفاع رسوب‌گذاری در محل تلاقی نیز چشم‌پوشی شد (گورام و همکاران، ۱۹۹۷ [8]). هم‌چنین، در این تحقیق زاویهٔ تلاقی ثابت (۶۰ درجه)، عرض فلوم ثابت، اختلاف ارتفاع بین دو کف فلوم صفر، شعاع اتصال لبهٔ پایین‌دست تلاقی ثابت و تیزگوشه می‌باشد. درنهایت، پس از ساده‌سازی پارامترهای بی‌بعد رابطهٔ زیر حاصل می‌شود:

$$\frac{D_s}{B_3} = f\left(\frac{Q_2}{Q_3}, \frac{Q_b}{Q_3}, F_g\right) \qquad (۲)$$

که در معادلهٔ بالا، D_s حداکثر عمق آبشستگی و $F_g = \frac{V_3}{\sqrt{g(G_s - 1)\, d_{50}}}$ عدد فرود ذرهٔ پایاب (V_3 سرعت جریان در پایین‌دست تلاقی و G_s چگالی ویژه ذرات رسوب برابر ۲/۶۵) می‌باشد. در مطالعاتی که تاکنون انجام شده است به‌دلیل سختی و پیچیدگی کار، شرایط به‌گونه‌ای درنظر گرفته شده بود که در کانال‌های بالادست تلاقی حرکت بار بستر صورت نگیرد. بنابراین، از تأثیر عبارت Q_b صرف‌نظر شد. بنابراین هدف تحقیق بلوچی (۱۳۹۱) [۳۰]، بررسی تأثیر آورد رسوب شاخهٔ اصلی (Q_b)، در شرایط مختلف هیدرولیکی برروی حداکثر عمق آبشستگی بااستفاده از دستگاه تزریق رسوب طراحی و کالیبره شده، انتخاب گردید. جدول (۱) تحلیل آماری پارامترهای بی‌بعد مورد استفاده در این تحقیق را نشان می دهد؛ که درواقع پارامترهای ورودی و خروجی مدل‌های هوشمند می‌باشند (برای اطلاعات بیشتر به مرجع [۳۰] مراجعه شود).

جدول ۱ تحلیل آماری پارامترهای بی‌بعد استفاده‌شده در تحقیق

پارامتر	شاخص‌های آماری			
	حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف از معیار
نسبت دبی (Q_r)	۰/۱	۰/۳	۰/۱۹۵	۰/۰۸
نسبت آورد رسوب (Q_b / Q_3)	۰	۰/۷	۰/۱۸	۱/۰۷
عدد فرود ذره (F_g)	۵/۰٤	۸/۲۲	٦/۷۲	۰/۱۲
نسبت حداکثر عمق آبشستگی ($\frac{D_s}{B_3}$)	۰/۱۹٦	۰/٤۸۵	۰/۳۱۳	۰/۰۸

در تحقیق حاضر بااستفاده از داده‌های آزمایشگاهی تحقیق بلوچی (۱۳۹۱) [۳۰] مدل‌های ماشین‌های بردار پشتیبان و شبکهٔ عصبی رگرسیونی تعمیم داده‌شده (GRNN) برای پیش‌بینی حداکثر عمق آبشستگی در تلاقی رودخانه‌ها در شرایط بستر متحرک مورد ارزیابی قرار گرفتند. لازم به ذکر است که در تحقیق حاضر نسبت $\frac{Q_2}{Q_3}$ نسبت دبی (Q_r)، نسبت $\frac{Q_b}{Q_3}$ نسبت آورد رسوب و نسبت $\frac{D_s}{B_3}$ نسبت حداکثر عمق آبشستگی نامیده شده‌اند.

مدل‌های هوشمند

مدل ماشین بردار پشتیبان رگرسیونی (SVR)

برخلاف روش‌های نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی که درجهت حداقل‌کردن خطا بر روی مجموعه داده‌های آموزش (حداقل‌سازی خطای تجربی) طراحی شده‌اند، ماشین‌های بردار پشتیبان مبتنی بر حداقل‌کردن خطای ساختاری هستند. به عبارت ساده‌تر ساختار سیستم مانند شبکه‌های عصبی از ابتدا مشخص نمی‌باشد و در طول فرآیند آموزش علاوه بر حداقل‌سازی خطای تجربی، خطای ساختاری نیز حداقل می‌شود و بهینه‌ترین ساختار سیستم نیز تعیین می‌گردد. این ماشین‌ها دارای قدرت بالاتری نسبت به بقیهٔ روش‌های یادگیری برای داده‌های غیرآموزشی (داده‌های آزمایش) می‌باشند. در مدل‌های کلاسیک مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی، ساختار شبکه قبل از آموزش مشخص است و عملاً بهینه نمی‌شود ولی در مدل‌های SVM ساختار شبکه نیز به‌همراه وزن‌ها، بهینه‌سازی می‌شود. علاوه بر آن SVMs می‌توانند خروجی‌های احتمالاتی نیز داشته باشند. ماشین‌های بردار پشتیبان، یک شیوهٔ نسبتاً جدید و قدرتمند برای خوشه‌بندی (کلاس‌بندی) و تشخیص الگو می‌باشند (نیکو و کراچیان، ۱۳۸۹ [٤۲]).

در ساده‌ترین حالت ممکن کلاس‌بندی، ماشین‌های بردار پشتیبان یک ابرصفحه جداساز خطی با حداکثر حاشیه (Maximum Margin) را جستجو می‌کند. در مواردی که کلاس‌های داده‌شدهٔ اطلاعات، در فضای ورودی اولیه به شکل خطی جداپذیر نیستند، در ابتدا ماشین‌های بردار پشتیبان فضای ورودی اولیه را به فضای مشخص با ابعاد بالاتر تبدیل می‌کنند. این تبدیل می‌تواند توسط توابع تصویرکنندهٔ (توابع کرنل) مختلف غیرخطی مانند توابع RBF (Radial Basis Function) انجام شود. پس از مرحلهٔ تبدیل غیرخطی، ماشین‌های بردار پشتیبان در این فضای مشخص جدید یک ابرصفحهٔ جداساز خطی بهینه (با حداکثر حاشیه) را جستجو می‌کنند. ماشین‌های بردار پشتیبان رگرسیونی (SVR) زیرمجموعه‌ای از ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) هستند که در آنها مسألهٔ اولیهٔ زیر حل می‌شود:

$$\text{Min}\quad \frac{1}{2}w^T w + C\sum_{i=1}^{l}\xi_i \qquad (۳)$$

با توجه به محدودیت:

$$\xi_i \geq 0,\ i = 1, \dots, l$$
$$y_i(w^T\varphi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \qquad (٤)$$

که مسئلهٔ دوگان آن برابر است با:

$$\text{Min} \quad \frac{1}{2}\alpha^T Q\alpha - e^T \alpha \qquad (۵)$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, \; i = 1, \ldots, l, \qquad (٦)$$

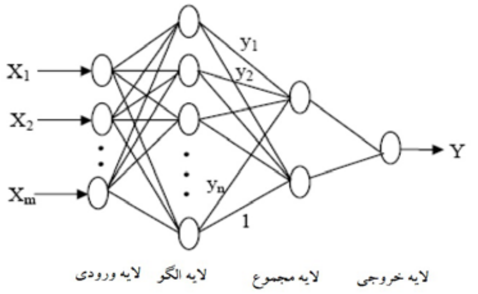
با توجه به محدودیت:

$$y^T \alpha = 0 \qquad (۷)$$

کـه در آن e بـرداری (ماتریسـی) اسـت کـه همـهٔ درایه‌های آن برابر ۱ هستند. $\mathbf{w} \in \Re^n$ بوده و ξ_i و α_i به‌ترتیب متغیرهای غیرمنفی کمبـود (Variables Slack) و ضـریب لاگرانـژ مـی‌باشـند. C حـد بـالای α_i و $C > 0$ می‌باشد. Q یک ماتریس یک در یـک مثبـت نیمه‌معین می‌باشد، بـه‌طـوری‌کـه $Q_{ij} \equiv y_i \, y_j \, K(x_i, x_j)$ و $K(x_i, x_j) \equiv \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$ تـابع کرنـل مـی‌باشـد. در اینجا بردارهای آموزشـی x_i، توسـط تـابع φ بـه یـک فضای داده با ابعـاد بیشـتر تصـویر مـی‌شـوند (نیکـو و کراچیـان، ۱۳۸۹ [٤٢]). در ایـن روش مقـادیر بهینـهٔ پارامترهای C، ξ_i با سعی و خطا به‌منظور نیل به بهترین نتایج تعیین می‌گردند.

مدل شبکهٔ عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته (GRNN)

شبکهٔ عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته (GRNN)، یک نـوع از شبکهٔ عصبی می‌باشد که بـه‌وسـیلهٔ دونالـد اسـپچ در سال ۱۹۹۱ مطرح شده است [43]. این نوع از شبکه‌های عصبی از سری شبکه‌های پیش‌رو بـا نـاظر در آمـوزش هستند. این شبکه‌ها معمولاً برای تقریـب توابـع بـه‌کـار می‌روند، و حساسیت کـم‌تـری نسـبت بـه مسـائل بـا ورودی‌های غیرایستا دارند که به‌دلیل رفتار پایـهٔ شـعای یکان پنهان آن است. این شبکه‌هـا نیـازی بـه آمـوزش مکـرر ندارنـد. الگـوریتم GRNN براسـاس نظریـهٔ رگرسیون غیرخطی بنا شده است. به‌جز روند آموزشـی لایهٔ دوم، بقیـهٔ نکـات آن هـم‌چـون روش RBF اسـت. ساختار شـبکهٔ GRNN در شـکل (۲) نشـان داده شـده است. به‌صورت خلاصه، این مدل دارای ٤ لایه می‌باشد: لایهٔ ورودی، لایهٔ الگو، لایـهٔ مجمـوع و لایـهٔ خروجـی. لایهٔ ورودی شامل بردارهای ورودی می‌باشد، که m بعد دارند. لایهٔ الگو دارای n بعد است و محاسـبات مربـوط به تابع انتقال گوسین را انجام مـی‌دهـد. لایـهٔ مجمـوع، مجموع n بعد لایهٔ الگو می‌باشـد و درنهایـت نیـز لایـهٔ خروجی، که خروجی مدل را می‌دهد (لـی و همکـاران، ۲۰۰٦ [44]).



شکل ۲ ساختار مدل GRNN

خروجی مدل شبکهٔ عصبی رگرسیونی تعمیم‌یافتـه (y) از رابطهٔ زیر به‌دست می‌آید (لی و همکـاران، ۲۰۰٦ [44]):

$$y(x) = \frac{\sum_{i=1}^{n} y_i \exp(-D_i^2 / 2\sigma^2)}{\sum_{i=1}^{n} \exp(-D_i^2 / 2\sigma^2)} \qquad (۸)$$

$$D_i^2 = (x - x_i)^T (x - x_i) \qquad (۹)$$

در این روابط D_i یک تابع اسکالر می‌باشـد کـه در رابطهٔ (۹) تعریف شده است، σ پارامتر پخش (spread)، x ورودی متناظر با y، x_i ورودی متناظر با y_i می‌باشد.

آموزش و صحت‌سنجی مدل‌ها

در این تحقیق، ابتدا بااستفاده از ۷۰ درصـد از داده‌هـای آزمایشگاهی موجـود (۳۸ آزمـایش)، مـدل‌هـای شـبکهٔ عصبی رگرسیونی تعمیم‌یافته (GRNN) و ماشین بـردار پشتیبان رگرسیونی (SVR) آموزش داده شـدند. سـپس، بااسـتفاده از ۳۰ درصـد دیگـر داده‌هـا، صـحت‌سـنجی مدل‌ها انجام گردید.

به‌دلیل وجود شرایط پیچیده در بخش آزمایشگاه و در اختیار داشتن تعداد داده‌هـای آزمایشـگاهی محـدود؛

علاوه بر روش ذکرشدهٔ فوق برای مدل SVR، از روش اعتبارسنجی ضربدری K-Fold (K-Fold cross validation) و روش leave-one-out نیز استفاده شده است. در روش K-Fold داده‌ها به K زیرمجموعه افراز می‌شوند. از این K زیرمجموعه، هر بار یکی برای اعتبارسنجی و K-1 تای دیگر برای آموزش به‌کار می‌روند. این روال K بار تکرار می‌شود و همهٔ داده‌ها دقیقاً یک‌بار برای آموزش و یک‌بار برای اعتبارسنجی به‌کار می روند. درنهایت، میانگین نتیجهٔ این K بار اعتبارسنجی به‌عنوان یک تخمین نهایی برگزیده می‌شود. در روش leave-one-out، در هر مرحله یکی از داده‌ها برای اعتبارسنجی بیرون گذاشته می شود و بقیه داده ها برای آموزش استفاده می شوند. این روش درواقع همان روش K-Fold است که در آن K برابر تعداد داده‌ها درنظر گرفته شده است [45].

لازم به ذکر است که در تمام روش‌ها، پارامترهای بی‌بعد عدد فرود ذره (F_g)، نسبت دبی (Q_r) و نسبت آورد رسوب (Q_b / Q_3) به‌عنوان ورودی مدل‌ها؛ و پارامتر بی‌بعد نسبت حداکثر عمق آبشستگی (D_s / B_3) به‌عنوان خروجی مدل‌ها درنظر گرفته شده است.

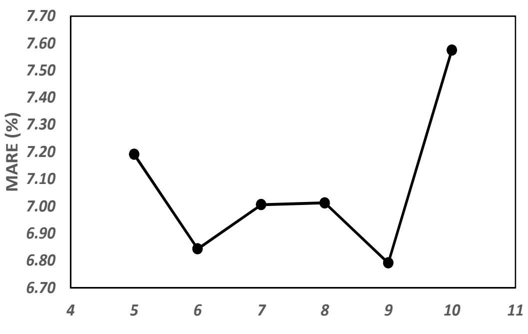
نتایج و بحث

شکل (۳) نتایج شاخص MARE (Mean Absolute Relative Error) را برای مدل SVR با روش اعتبارسنجی K-Fold برای K های مختلف نشان می‌دهد. باتوجه به این شکل، نتایج در K=9 بهترین عملکرد را نشان می‌دهند (MARE=6.79). بنابراین می‌توان مدل آموزش داده‌شده به‌ازای K=9 را به‌عنوان برترین مدل SVR در روش اعتبارسنجی K-Fold معرفی نمود و درادامه نتایج آنرا با سایر روش‌ها مقایسه کرد.

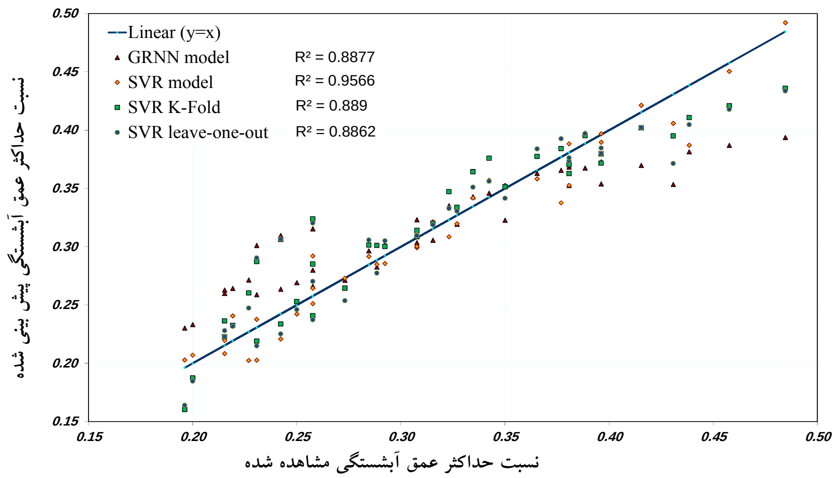
شکل (٤) مقایسهٔ نسبت حداکثر عمق آبشستگی مشاهده‌شده با پیش‌بینی‌شده را برای مدل‌های SVR با اعتبارسنجی عادی (train-test)، K-Fold و leave-one-out، و هم‌چنین مدل GRNN نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل (٤) نشان داده شده است، به‌طور کلی تمام مدل‌ها دقت تقریباً خوبی را نشان می‌دهند، اما باتوجه به مقادیر R^2 برای مدل SVR (۰/۹۵٦٦) درمقایسه با سایر مدل‌ها به‌نظر می‌رسد که این مدل بهترین کارایی را از خود نشان می‌دهد. در ادامه بااستفاده از شاخص‌های آماری، آزمون دقت‌سنجی مدل‌ها به‌طور کامل ارائه می‌شوند.

شکل (۵) مقایسهٔ نتایج حاصل از مدل‌های هوشمند تحقیق حاضر را با نتایج داده‌های مشاهداتی در مقابل تعداد کل داده‌ها نشان می‌دهد. باتوجه به این شکل نیز کاملاً مشخص است که مدل SVR عادی در قیاس با سایر مدل‌ها، هم‌خوانی خوبی با داده‌های مشاهداتی نشان می‌دهد.

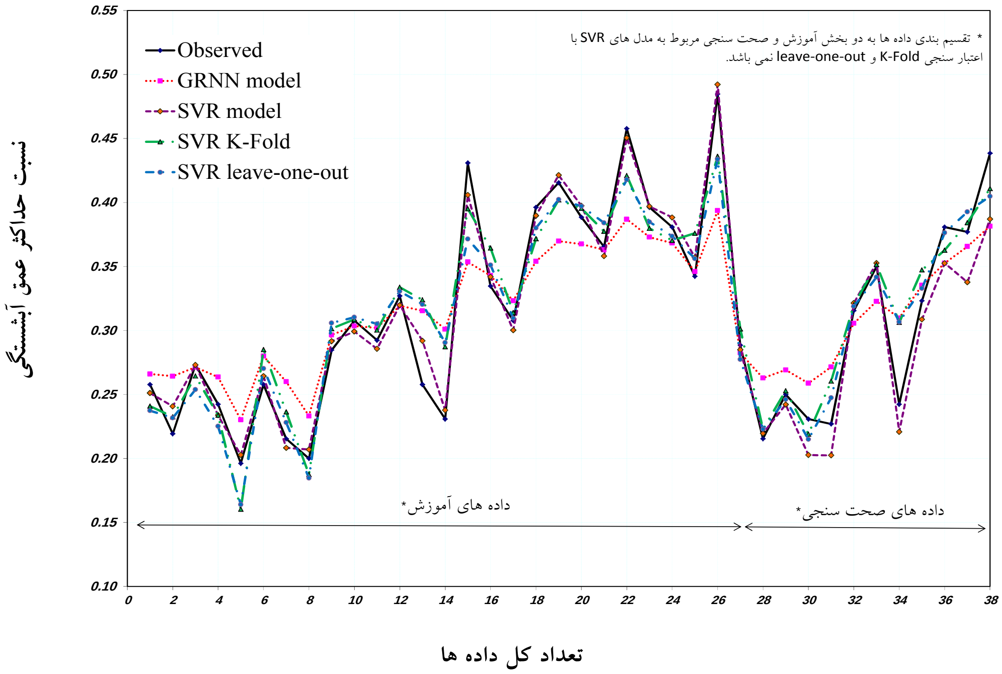
در شکل (۵) به‌منظور قیاس هرچه بهتر دو گام آموزش و تست در دو مدل SVR و GRNN، داده‌های گام آموزش و تست نیز مشخص شده‌اند. هرچند بحث کم و بیش‌شبیه‌سازی (بیش برازش) در خود مدل‌ها کنترل می‌شود، اما باتوجه به شکل (۵) و مقایسهٔ نتایج دو مدل SVR و GRNN با داده‌های مشاهداتی، مشخص هست که بیش‌شبیه‌سازی و کم‌شبیه‌سازی در مدل‌ها نیز صورت نگرفته است. در ادامه به‌صورت کمی، آنالیز دقت‌سنجی برای تمام مدل‌ها و هم‌چنین گام آموزش و تست نشان داده خواهد شد.



شکل ۳ مقایسهٔ نتایج مدل SVR با روش اعتبارسنجی K-Fold، برای K های مختلف



شکل ٤ مقایسهٔ نسبت حداکثر عمق آبشستگی مشاهده‌شده با پیش‌بینی شده



شکل ۵ مقایسهٔ عملکرد مدل‌ها در مقابل تعداد کل داده‌ها

به‌منظور بررسی دقیق‌تر عملکرد و دقت مدل‌ها، از شاخص‌های خطای آماری معروف از جمله ریشهٔ میانگین مربع خطا یا RMSE (Root Mean Square Error)، میانگین خطای مطلق MAE (Mean Absolute Error)، میانگین خطای نسبی یا MARE (Mean Absolute Relative Error) و شاخص NSE (Nash–Sutcliffe Efficiency) استفاده شده است. روابطی که این شاخص‌ها از آنها به‌دست می‌آیند درادامه نشان داده شده است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(Y_{i\,observed} - Y_{i\,estimated})^2} \quad (۱۰)$$

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|Y_{i\,observed} - Y_{i\,estimated}\right| \quad (۱۱)$$

$$MARE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{Y_{i\,observed} - Y_{i\,estimated}}{Y_{i\,estimated}}\right| * 100\% \qquad (۱۲)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}\left(Y_{i\,observed} - Y_{i\,estimated}\right)^2}{\sum_{i=1}^{N}\left(Y_{i\,observed} - \mu_{observed}\right)^2} \qquad (۱۳)$$

که در این روابط، N تعداد داده‌ها، Y_i مقادیر خروجی مدل‌ها ($\frac{D_s}{B_3}$) و $\mu_{observed}$ میانگین داده‌های مشاهداتی می‌باشد.

جدول (۲) و آنالیز دقت‌سنجی مدل‌های استفاده‌شده در این تحقیق بااستفاده از پنج شاخص آماری R^2، MAE، MARE، RMSE و NSE می‌باشد. به‌منظور ساده‌تر و جامع‌تر بودن مقایسهٔ مدل‌ها، این پنج شاخص برای کل داده‌ها، داده‌های آموزش و داده‌های صحت‌سنجی (مدل‌های SVR با روش اعتبارسنجی K-Fold و leave-one-out دورهٔ آموزش و تست ندارند) محاسبه شده‌اند. با توجه به جدول (۲)، مقادیر شاخص‌های R^2، MAE، MARE، RMSE و NSE برای کل داده‌ها در مدل SVR عادی به‌ترتیب برابر با ۹۵/٦٦، ۰/۰۱۲٤ ، ٤/۲٦، ۰/۰۱٦۸ و ۰/۹۹۳ می‌باشد که این مقادیر نشان‌دهندهٔ دقت بیشتر این مدل در قیاس با سایرمدل‌ها می‌باشد. مقادیر R^2 برای کل داده‌ها در مدل‌های GRNN، SVR K-Fold و SVR leave-one-out تقریباً یکسان می‌باشد (به‌ترتیب برابر با ۸۸/۷۷، ۸۸/۹ و ۸۸/٦۲). همچنین باتوجه به جدول (۲) مشخص است که مقادیر شاخص MAE برای دو مدل SVR K-Fold و SVR leave-one-out تقریباً یکسان می‌باشد (به‌ترتیب برابر با ۰/۰۲۰۸ و ۰/۰۲)؛ درحالی‌که این شاخص نشان‌دهندهٔ عملکرد ضعیف‌تری نسبت به سایر مدل‌ها برای مدل GRNN می‌باشد (با مقدار برابر با ۰/۰۳). همچنین می‌توان روندی مشابه شاخص MAE برای مدل‌های GRNN، SVR K-Fold و SVR leave-one-out، برای شاخص‌های (مبتنی بر داده‌های کل) MARE (به‌ترتیب برابر با ۹/٦، ٦/۷۹ و ٦/٦۲) و RMSE (به‌ترتیب برابر با ۰/۰۳۸۲، ۰/۰۲٦٦ و ۰/۰۲٦٥) نیز مشاهده نمود. مقادیر شاخص NSE برای مدل‌های GRNN، SVR K-Fold و SVR leave-one-out به‌ترتیب برابر با ۰/۷٥۸، ۰/۸۸۲۸ و ۰/۹۷۷٦ می‌باشد؛ که باتوجه به این شاخص و سایر شاخص‌های ذکرشده، می‌توان بعد از مدل SVR با روش اعتبارسنجی train-test، به‌ترتیب مدل SVR leave-one-out، SVR K-Fold و درنهایت مدل GRNN را به‌عنوان دقیق‌ترین مدل در این تحقیق به‌منظور تخمین حداکثر عمق فرسایش در شرایط بستر متحرک در تلاقی رودخانه‌ها پیشنهاد نمود.

جدول ۲ آنالیز دقت‌سنجی مدل‌ها بااستفاده از شاخص‌های خطای آماری

نام مدل		شاخص‌های آماری				
		R^2 (%)	MAE (m)	MARE (%)	RMSE (m)	NSE
GRNN	داده‌های آموزش	۸۸/۸۳	۰/۰۲۹۳	۹/۲٤	۰/۰۳۸۷	۰/۷٦٤٤
	داده‌های تست	۸۸/۹٥	۰/۰۳۲	۱۰/٥	۰/۰۳۷۰	۰/۷۳۸۹
	کل داده‌ها	۸۸/۷۷	۰/۰۳	۹/٦	۰/۰۳۸۲	۰/۷٥۸
SVR (train-test)	داده‌های آموزش	۹۸	۰/۰۰۹	۳	۰/۰۱۱٤	۰/۹۹۷٦
	داده‌های تست	۹٤/٤۱	۰/۰۲۰۷	۷/۳۷	۰/۰۲٥٥	۰/۸۷٥۷
	کل داده‌ها	۹٥/٦٦	۰/۰۱۲٤	٤/۲٦	۰/۰۱٦۸	۰/۹۹۳
SVR (K-Fold)	کل داده‌ها	۸۸/۹	۰/۰۲۰۸	٦/۷۹	۰/۰۲٦٦	۰/۸۸۲۸
SVR (leave-one-out)	کل داده‌ها	۸۸/٦۲	۰/۰۲	٦/٦۲	۰/۰۲٦٥	۰/۹۷۷٦

به‌منظور بررسی دقت دورهٔ آموزش و تست در مدل SVR و GRNN، آنالیز دقت‌سنجی برای این دوره‌ها نیز در جدول (۲) ارائه شده است. برای دورهٔ آموزش مدل GRNN، شاخص‌های آماری R^2، MAE، MARE، RMSE و NSE به‌ترتیب برابر با ۸۸/۸۳، ۰/۰۲۹۳، ۹/۲٤، ۰/۰۳۸۷ و ۰/۷٦٤٤؛ و برای مدل SVR برابر با ۹۸، ۰/۰۰۹، ۳، ۰/۰۱۱٤ و ۰/۹۹۷٦ می‌باشد، که این اعداد نشان‌دهندهٔ دقت بالای مدل SVR در گام آموزش نسبت به مدل GRNN می‌باشد. در دورهٔ تست نیز شاخص‌های آماری R^2، MAE، MARE، RMSE و NSE برای مدل GRNN، به‌ترتیب برابر با ۸۸/۹۵، ۰/۰۳۲، ۱۰/۵، ۰/۰۳۷ و ۰/۷۳۸۹؛ و برای مدل SVR برابر با ۹٤/٤۱، ۰/۰۲۰۷، ۷/۳۷، ۰/۰۲۵۵ و ۰/۸۷۵۷ می‌باشد، که این اعداد نیز نشان‌دهندهٔ دقت بالای مدل SVR در گام تست نسبت به مدل GRNN می‌باشد. بنابراین در قیاس مدل SVR با GRNN با روش اعتبارسنجی train-test، مدل SVR هم در بخش آموزش و هم در بخش تست نتایج بهتری نسبت به مدل GRNN در این تحقیق نشان می‌دهد.

نتیجه‌گیری

با توجه به فقدان یک سیستم هوشمند در پیش‌بینی حداکثر عمق آبشستگی در تلاقی رودخانه‌ها در حالت بستر متحرک، در تحقیق حاضر دو مدل هوش مصنوعی نوین به نام‌های مدل ماشین‌های بردار پشتیبان رگرسیونی (SVR) با روش اعتبارسنجی train-test، K-Fold و leave-one-out، و مدل شبکهٔ عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته (GRNN) مورد بررسی قرار گرفته است، که نتایج آن عبارتند از:

۱. در این تحقیق، مدل SVR K-Fold به‌ازای K-Fold برابر با ۹ بهترین نتایج را نشان می‌دهد (MARE=6.79).

۲. هرچند به‌طور کلی تمام مدل‌ها دقت نسبتاً قابل قبولی را از خود نشان می‌دهند؛ اما نتایج آنالیز دقت‌سنجی نشان می‌دهد که مدل SVR train-test دقت بسیار بهتری نسبت به سایر روش‌ها در این تحقیق دارد (به‌ترتیب با R^2، MAE، MARE، RMSE و NSE برابر با ۹۵/٦٦، ۰/۰۱۲٤ ، ٤/۲٦، ۰/۰۱٦۸ و ۰/۹۹۳ برای کل داده‌ها)، و بعد از آن به‌ترتیب مدل SVR leave-one-out، SVR K-Fold و درنهایت مدل GRNN را می‌توان به‌عنوان دقیق‌ترین مدل در این تحقیق به‌منظور تخمین حداکثر عمق فرسایش در شرایط بستر متحرک در تلاقی رودخانه‌ها درنظر گرفت.

نتایج این تحقیق برای شرایط و محدودهٔ پارامترهای ذکرشده در این تحقیق صادق می‌باشند. برای شرایط دیگر، پیشنهاد می‌گردد که بررسی‌های مجدد انجام شود.

مراجع

1. Taylor, E.H., "Flow characteristics at rectangular open channel confluence", *Transactions of ASCE,* No. 109, pp. 893–902, (1944).
2. Webber, N.B., Greated, C.A., "An investigation of flow behavior at the junction of rectangular channel", *Proceedings of the Institution of Civil Engineers*., Thomas telford Lte., London, Vol. 34, pp. 321-334, (1966).
3. Modi, P.N; Ariel, P.D., Dandekar, M.M., "Conformal mapping for channel junction flow" , *Journal of Hydraulic Engineering.,* No. 107(12), pp. 1713-1733, (1981).
4. Best, J.L, Reid, I., "Separation zone at open channel junctions", *Journal of Hydraulic Engineering.,* ASCE, No. 100(11), pp. 1588-1594, (1984).

5. Best, J.L., "Flow dynamics at river channel confluences: Implications for sediment transport and bed morphology", Recent Devel. In Fluvial Sedimentology, SEPM Spec. Publ. 39, Etheridge, F.G; Floers, R.M., Harvey, M.D., eds., pp. 27-35, (1987).
6. Ramamurthy, A.S., Carballada, L.B., Tran, D.M., "Combining open channel flow at right angled junctions", *Journal of Hydraulic Engineering.,* ASCE, No. 114(12), pp.1449-1460, (1988).
7. Hager, W.H., "Transition flow in channel junctions", *Journal of Hydraulic Engineering,* ASCE, No. 115(2), pp. 243-259, (1989).
8. Gurram, S.K., Karki, K.S., Hager, W.H., "Subcritical junction flow", *Journal of Hydraulic Engineering.,* ASCE, No. 123(5), pp. 447-455, (1997).
9. Hsu, C.C., Wu, F.S., Lee, W.J., " Flow at 90 equal width open channel junction", *Journal of Hydraulic Engineering.,* ASCE, No. 124(2), pp.186-191, (1998a).
10. Hsu, C.C., Lee, W.J., Chang, C.H., "Subcritical open channel junction flow", *Journal of Hydraulic Engineering.,* ASCE, No. 124(8), pp. 847-855, (1998b).
11. Weber, L.J., Schumate, E.D., Mawer, N., "Experimentals on flow at a 900 open channel Junction", *Journal of Hydraulic Engineering.*, ASCE, No. 127, pp. 340–350, (2001).
۱۲. برقعی، س.م.، سخائی‌فر، س.م.، دائمی، ع.، "بررسی آزمایشگاهی اتصال کانال ها"، مجموعهٔ مقالات ششمین سمینار بین‌اللملی مهندسی رودخانه، اهواز، صص. ٦۱۱-٦۱۹، (۱۳۸۱).
13. Lyubimova, T., Lepikhin, A., Konovalov, V., Parshakova, Y., Tiunov, A., "Formation of the density currents in the zone of confluence of two rivers", *Journal of Hydrology,* No. 508, pp. 328–342, (2014).
14. Coelho, M.M.L.P., "Experimental determination of free surface levels at open channel junctions", *Journal of Hydraulic Engineering*., Research, No. 53(3), pp. 394-399, (2015).
15. Weerakoon, S.B., Kawahara, Y., Tamia, N., "Three dimensional flow structure in channel confluences of rectangular section", *Proceeding, 24th IAHR congress*., pp. 373-380, (1991).
16. Bradbrook, K.F., Lane, S.N., Richards, K.S., Biron, P.M., Roy, A.G., "Role of bed discordance at asymmetrical river confluences", *Journal of Hydraulic Engineering*., No. 127, pp. 351-368, (2001).
17. Huang, J.L., Weber, L.J., Yong, G.L., "Three Dimensional Numerical Study of Flows in Open Channel Junctions flow", *Journal of Hydraulic Engineering.,* ASCE, No. 128(3), pp. 268-280, (2002).
18. Shakibainia, A., Majdzadeh Tabatabai, M.R., Zarrati, A.R., "Three-dimensional numerical study of flow structure in channel confluences", *Canadian Journal of Civil Engineering.,* No. 37(5), pp. 772-781, (2010).

19. Ghostine, R., Vazquez, J., Terfous, A., Mose, R., Ghenaim A., "Comparative study of 1D and 2D flow simulations at open-channel junctions", *Journal of Hydraulic.,* Research*,* No. 50(2), pp. 164-170, (2012), DOI: 10.1080/00221686.2012.661563.

20. Baranya, S., Olsen, N.R.B., Józsa, J., "Flow analysis of a river confluence with field measurements and RANS model with nested grid approach", *River Research and Applications*, No. 31(1), pp. 28-41, (2013), DOI: 10.1002/rra.2718.

21. Sharifipour, M., Bonakdari, H., Zaji, A.H., Shamshirband, S., "Numerical investigation of flow field and flowmeter accuracy in open-channel junctions", *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, No. 9(1), pp. 280-290, 2015, DOI: 10.1080/19942060.2015.1008963.

22. Mosley, M.P., "An experimental study of channel confluences", *Journal of Geology*., No. 84, pp. 535-562, (1976).

23. Best, J.L., "Sediment transport and bed morphology at river channel confluences", *Journal of Association OF Sedimentologists* , No. 35, pp. 481-498, (1988).

24. Roy, G.A., Roy, R., "Changes in channel Size at river Confluences with coarse bed material", *Earth surface processes and Land forms*, No. 13, pp. 77–84, (1988).

۲۵. برقعی، س. م.، نظری، ا.، "بررسی آزمایشگاهی الگوی رسوب در تقاطع کانال‌ها"، مجموعه مقالات ششمین کنفرانس بین‌المللی مهندسی عمران، اصفهان، صص. ۲۴۷-۲۵۵، (۱۳۸۲).

26. Ghobadian, R., Shafai Bejestan, M., "Investigation of sediment patterns at river confluence" , *Journal of Applied Science.,* No. 7(10), pp. 1372-1380, (2007).

27. Shafai Bejestan, M., Hemmati, M., "Scour depth at river confluence of unequal bed level", *Journal of Applied Science*.*,* No. 8(9), pp. 1766-1770, (2008).

28. Borghei, S.M., Sahebari Jabbari, A., "Local scour at open channel junctions", *Journal of Hydraulic Research,* No. 48(4), pp. 538-542, (2010).

۲۹. محمدی، ص.، "بررسی تأثیر گردشدگی لبهٔ پایین‌دست محل اتصال بر الگوی رسوب در تلاقی رودخانه‌ها"، پایان‌نامهٔ کارشناسی ارشد، دانشگاه شهید چمران، اهواز، (۱۳۹۰).

۳۰. بلوچی، ب.، "بررسی تأثیر آورد رسوب شاخهٔ اصلی بر الگوی رسوب در محل تلاقی رودخانه‌ها"، پایان‌نامهٔ کارشناسی ارشد، دانشگاه شهید چمران، اهواز، (۱۳۹۱).

31. Kambekar, A.R., Deo, M.C., "Estimation of pile group scour using neural networks", *Journal of Applied Ocean Research,* No. 25, pp. 225–234, (2003).

32. Bateni, S.M., Borghei, S.M., Jeng, D.S., "Neural network and neuro-fuzzy assessments for scour depth around bridge piers",. *Journal of Engineering Applications of Artificial Intelligence,* No. 20, pp. 401–414, (2007).

33. Azamathulla, H.M.D., Deo, M.C., Deolalikar, P.B., "Alternative neural networks to estimate the scour below spillways", *Journal of Advances in Engineering Software,* No. 39, pp. 689–698, (2008).

34. Abidin, K., "Artificial neural network study of observed pattern of scour depth around bridge piers",. *Journal of Computers and Geotechnics,* No. 37, pp. 413–418, (2010).

35. Ismail, A., Jeng, D.S., Zhang, L.L., Zhang, J.S., "Predictions of bridge scour: Application of a feed-forward neural network with an adaptive activation function", *Journal of Engineering Applications of Artificial Intelligence,* No. 26, pp. 1540–1549, (2013).

36. Cheng, M., Cao, M., Wu, Y., "Predicting equilibrium scour depth at bridge piers using evolutionary radial basis function neural network", *Journal of Computing in Civil Engineering.*, (2014).

37. Hong, J., Goyal, M.K., Chiew, Y., Chua L.H.C., "Predicting time-dependent pier scour depth with support vector regression", *Journal of Hydrology,* pp. 241–248, (2012).

38. Jahangirzadeh, A., Shamshirband, S., Aghabozorgi, S., Akib, S., Basser, H., Anuar, N.B., Kiah, M.L.M., "A Cooperative Expert Based Support Vector Regression (Co-ESVR) System to Determine Collar Dimensions around Bridge Pier", *Neurocomputing journal,* (2014).

39. Pal, M., Singh, N.K., Tiwari, N.K., "Support vector regression based modeling of pier scour using field data", *Engineering Applications of Artificial Intelligence.*, No. 24(5), pp. 911–916, (2011).

۴۰. غضنفری هاشمی، س.، اعتماد شهیدی، ا.، "پیش‌بینی عمق آبشستگی اطراف پایهٔ پل بااستفاده از ماشین‌های بردار پشتیبان"، مجلهٔ علمی– پژوهشی عمران مدرس، شمارهٔ ۱۲(۲)، صص. ۲۳–۳٦، (۱۳۹۱).

۴۱. هوشیاری‌پور، ف.، نوری، ر.ا.، "استفاده از تکنیک ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی ابعاد چالهٔ آبشستگی پایین‌دست یک پرتابهٔ جامی‌شکل"، مجلهٔ آب و مهندسی محیط زیست ایران، شمارهٔ ۱(۱)، صص. ۳۵–٤۵، (۱۳۹۲).

۴۲. نیکو، م.ر.، کراچیان، ر.، "پهنه‌بندی کیفی منابع آب سطحی بااستفاده از ماشین‌های بردار پشتیبان احتمالاتی و شبکه‌های بیزی"، چهارمین همایش تخصصی مهندسی محیط زیست، دانشگاه تهران. (۱۳۸۹).

43. Specht, D.F., "A General Regression Neural Network", *IEEE Transaction on Neural Networks*, No. 2(6), pp. 568–576, (1991).

44. Li, C.F., Zhang, J.B., Wang, S.T., "Comparative Study on Input-Expansion-Based Improved General Regression Neural Network and Levenberg-Marquardt BP Network", *Lecture Notes in Computer Science*, No. 4113, pp. 83-93, (2006).

45. Mehmani, A., Chowdhury, S., Messac, A., "Predictive quantification of surrogate model fidelity based on modal variations with sample density", *Structural and Multidisciplinary Optimization*, No. 52 (2), pp. 353–373, (2015).